Vol.13, No.3, Autumn 2024, pp.310-338

ISSN (Print):2322-1682 ISSN (Online):2383-3076

Journal of Geography and Environmental Hazards

RESEARCH ARTICLE DOI: 10.22067/geoeh.2023.83939.1405 Open access

Analyzing the change in the concentration of pollutants during the covid-19 epidemic and presenting a model based on machine learning to predict air pollution

Abbas maleki[a], Sadegh Abedi[b*], Alireza Irajpour[b]

[a]*PH.D. Student, Faculty of Management and Accounting, Islamic Azad University, Qazvin Branch, Qazvin, Iran.*
[b]*Assistant Professor, Faculty of Management and Accounting, Islamic Azad University, Qazvin Branch, Qazvin, Iran.*

Received: 22 August 2023 ***Revised: 10 December 2023*** ***Accepted: 16 December 2023***

Abstract

In response to the Covid-19 pandemic, governments worldwide implemented crisis management strategies to reduce emissions from traffic sources. This study examines changes in air pollutant concentrations and traffic volume—considered subsets of the environmental index of sustainable urban development—during the Covid-19 epidemic, comparing them with the pre-epidemic period from January 21, 2018, to March 20, 2022. The primary objective of this research is to compare pollutant concentrations during the epidemic with those of the pre-pandemic period and to develop a model for predicting the Air Quality Index (AQI) in Iran's metropolitan cities.

First, collected pollutant data from Iran’s metropolises were processed and cleaned. Following feature selection using the Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm, machine learning methods were applied to analyze the data. The results reveal that no consistent pattern of increase or decrease in pollutant concentrations was observed across all metropolitan cities during the Covid-19 pandemic compared to the pre-pandemic period. The effects of restrictions on pollutant concentrations varied significantly across different cities.

To manage both the pandemic crisis and the associated air pollution crisis, which may exacerbate the spread of disease, it is essential to design traffic restriction models tailored to the specific conditions of each urban location. Additionally, the findings indicate that the Air Quality Index in most of Iran’s major cities did not decrease during the pandemic; in fact, it increased. Therefore, targeted and precise measures must be adopted to manage similar crises in the future. Such measures should aim to reduce pollutant concentrations and improve the air quality index, taking into account the geographical characteristics of each city.

Keywords: Air quality index(AQI), Traffic Emission, covid-19 Pandemic, machine learning Models, Urban Air Pollution, Environmental Impact Assessment.

---

* .Corresponding author: Sadegh Abedi Email:Abedi.sadegh@ gmail.com Tel:+989128173662

How to cite this Article: Maleki, A., Abedi, S., & Airajpour, A. (2024). Data analysis of the environmental index of sustainable urban development affected by the crisis of the Covid-19 epidemic in eight Iranian metropolises. *Journal of Geography and Environmental Hazards, 13*(3),310-338

جلد ۱۳، شماره ۳، پاییز ۱۴۰۳، ص ۳۳۸-۳۱۰

ISSN (Print):2322-1682 ISSN (Online):2383-3076

نشریه علمی
جغرافیا و مخاطرات محیطی

مقاله پژوهشی

DOI: 10.22067/geoeh.2023.83939.1405

دسترسی آزاد

تحلیل تغییر غلظت آلاینده‌ها در دوره همه‌گیری کووید-۱۹ و ارائه الگوی مبتنی بر یادگیری ماشین جهت پیش‌بینی آلودگی هوا

عباس ملکی - دانشجوی دکترا، رشته مدیریت صنعتی، دانشکده مدیریت و حسابداری، دانشگاه آزاد اسلامی واحد قزوین، قزوین، ایران.

صادق عابدی[1] - استادیار، دانشکده مدیریت و حسابداری، دانشگاه آزاد اسلامی واحد قزوین، قزوین، ایران.

علیرضا ایرج‌پور- استادیار، دانشکده مدیریت و حسابداری، دانشگاه آزاد اسلامی واحد قزوین، قزوین، ایران.

تاریخ دریافت:۱۴۰۲/۵/۳۱ تاریخ بازنگری:۱۴۰۲/۹/۱۹ تاریخ پذیرش:۱۴۰۲/۹/۲۵

چکیده

در پاسخ به همه‌گیری کووید-۱۹، دولت‌ها در سراسر دنیا به دنبال ارائه راهکاری در راستای مدیریت بحران برای کاهش انتشار آلاینده‌ها ناشی از منابع ترافیکی بودند. ازاین‌رو، تصمیم بر آن شد که تغییرات آلاینده‌های هوا و حجم ترافیک به‌عنوان یکی از زیرمجموعه‌های شاخص زیست‌محیطی توسعه پایدار شهری در زمان همه‌گیری کووید -۱۹ و مقایسه آن با دوره قبل از همه‌گیری در بازه زمانی ۱۳۹۶/۱۱/۰۱ تا ۱۴۰۰/۱۲/۲۹ موردبررسی قرار گیرد. هدف از این پژوهش، مقایسه غلظت آلاینده‌ها در دوره همه‌گیری با دوره قبل از آن و همچنین ارائه الگو برای پیش‌بینی شاخص کیفیت هوا در کلان‌شهرهای ایران است. ابتدا داده‌های جمع‌آوری شده آلاینده‌ها از کلان‌شهرهای ایران پردازش و پاکسازی شدند. بعد از انتخاب ویژگی‌ها با الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات، روش‌های یادگیری ماشین اعمال شد. نتایج نشان می‌دهد الگوی افزایشی و یا کاهشی یکسانی در غلظت آلاینده‌ها در دوران کووید-۱۹ نسبت به قبل از آن، در تمامی کلان‌شهرها دیده نمی‌شود و تأثیر محدودیت‌ها بر روی غلظت آلاینده‌ها در شهرهای مختلف، متفاوت است؛ بنابراین لازم است جهت مدیریت این بحران و همچنین بحران آلودگی هوا که می‌تواند در انتشار بیماری نقش چشمگیری داشته باشد، برای هر موقعیت شهری، الگوی محدودیت‌های ترافیکی مختص آن موقعیت تهیه گردد. همچنین نتایج بیانگر این است شاخص کیفیت هوا در اکثر کلان‌شهرهای ایران نه‌تنها کاهش نداشته، بلکه افزایش یافته

[1]. نویسنده مسئول: ۰۹۱۲۸۱۷۳۶۶۲ Email: abedi.sadegh@gmail.com

است؛ بنابراین می‌بایست تدابیر دقیقی برای مدیریت هرگونه بحران مشابه در آینده در جهت کاهش غلظت آلاینده‌ها و بهبود شاخص کیفیت هوا با توجه به موقعیت مکانی و جغرافیایی هر شهر در نظر گرفته شود.

کلیدواژه‌ها: شاخص کیفیت هوا (AQI)، انتشارهای ترافیکی، همه‌گیری کووید-۱۹، مدل‌های یادگیری ماشین، آلودگی هوای شهری، ارزیابی اثرات زیست‌محیطی.

مقدمه

همه‌گیری کووید-۱۹ باعث بروز بحران عمومی (Shangguan, Wang & Sun, 2020) در بهداشت و سلامت شد و تکانه‌ای بزرگ بر بشریت وارد کرد. گسترش جهانی پاندمیک Covid-19 در اوایل سال ۲۰۲۰، بزرگ‌ترین بحران بهداشتی در سال‌های اخیر بوده است حتی در مقایسه با آنفولانزای اسپانیایی اوایل قرن بیستم (Sanchez-Lorenzo et al., 2021 ; Munnoli, Nabapure & Yeshavanth, 2020).

بحران کووید ۱۹ صرفاً بحرانی بهداشتی نیست، بلکه بحرانی اقتصادی و اجتماعی تمام‌عیار است که بر زندگی و معیشت میلیاردها انسان تأثیر می‌گذارد و به تصمیم‌گیری در بحران نیاز دارد (Clark & Gruending, 2020). شهرنشینی یکی از دگرگون‌کننده‌ترین فرآیندهای زمان بوده است و با مهاجرت بیشتر مردم به شهرها، نیاز فزاینده‌ای به استراتژی‌های توسعه پایدار شهری به وجود آمد که رشد اقتصادی، حفاظت از محیط‌زیست و رفاه اجتماعی را متعادل می‌کند. درعین‌حال، زمینه مطالعات و برنامه‌ریزی شهری به‌سرعت در حال تحول است و چالش‌هایی برای شهرها به‌صورت روزمره به همراه دارد (Shen, Ochoa & Bao, 2023). آلودگی هوا یک تهدید قابل‌توجه برای سلامت انسان و یک عامل فزاینده بیماری و مرگ‌ومیر در سراسر جهان است. بسیاری از آلاینده‌های هوا که بر سلامت انسان تأثیر منفی می‌گذارند، ناشی از انتشار گازهای گلخانه‌ای مرتبط با احتراق از منابع مختلف ازجمله ترافیک و تولید برق هستند (Huangfu & Atkinson, 2020).

ترافیک بخش قابل‌توجهی از آلاینده‌های احتراق در بسیاری از مناطق شهری است و نشان داده شده که تا ۳۴ درصد از ذرات معلق، ۶۱ درصد از NH_3، ۲۵ درصد از اوزون و ۵۰ درصد از انتشار EPA را تشکیل می-دهد. علی‌رغم شواهدی مبنی بر نقش احتراق ترافیک در آلاینده‌های هوا، مشخص نیست که تا چه اندازه استراتژی‌های مدیریت ترافیک می‌توانند کیفیت هوای شهری را به دلیل فقدان ارزیابی از استراتژی‌های اجرا

شده بهبود بخشند (Hay et al., 2023). سیستم حمل‌ونقل مدرن از تعداد زیادی وسیله نقلیه شخصی تشکیل شده است. به‌عنوان‌مثال، در ایالات‌متحده، در سال ۲۰۱۵، ۲۶۴ میلیون وسیله نقلیه ثبت شده بود. با توجه به این اعداد، ازدحام ترافیک، مصرف سوخت و انتشار گازهای گلخانه‌ای به یک مشکل جدی تبدیل شده است. براساس داده‌های فوربس، ازدحام ترافیک برای شهرهای ایالات‌متحده در سال ۲۰۱۹ بیش از ۸۸ میلیارد دلار هزینه در بر داشته است (Forbes, 2020). همچنین قرنطینه‌ها در طول همه‌گیری کووید-۱۹، فرصتی برای کمک به پر کردن این شکاف از طریق تغییر بی‌سابقه در الگوهای ترافیکی فراهم کردند. در کره جنوبی، ترافیک ۹.۷ درصد و در ایالات‌متحده، ترافیک به ۴۰-۶۵ درصد کاهش یافت. کیفیت هوا نیز در این دوره با کاهش مشاهده شده در آلاینده‌های هوا در بسیاری از شهرها و کشورها در سراسر جهان تغییر کرد، مانند کاهش ۲۵ درصد مشاهده شده در ذرات معلق با قطر کوچک‌تر از ۲.۵ میکرون[1] در شهرهای شمال چین و کاهش ۳۲ درصد از NO_2 در انگلستان (Hay et al., 2023).

در ادبیات پژوهش، مطالعاتی در خصوص رابطه بین ترافیک و آلودگی هوا در طول قرنطینه کووید-۱۹ ارزیابی شده است. بااین‌حال، ارتباط بین کاهش ترافیک و کیفیت هوا در طول قرنطینه کووید-۱۹ همیشه در سراسر جهان واضح یا یکنواخت نبود. کاهش ۵۳ تا ۶۰ درصد آلاینده‌های هوا از منابع ترافیکی (مونواکسید کربن[2] و دی‌اکسید نیتروژن[3]) در طول قرنطینه در نانجینگ چین وجود داشت (Wang et al., 2021) و در سامرویل ایالات‌متحده، کاهش غلظت ذرات بسیار ریز (۴۵-۶۹ درصد) و کربن سیاه (۲۲-۴۶ درصد) وجود داشت که مرتبط با میزان ترافیک بود (Hudda, Simon, Patton & Durant, 2020) علاوه بر این، کاهش ترافیک (۴۸-۶۰ درصد) در شش شهر ایتالیا در کنار کاهش (۲۵-۵۹ درصد) NO_2 و (۱۷-۳۲ درصد) PMمشاهده شد (Gualtieri et al., 2020) و در کالیفرنیا، کاهش ترافیک (۲۵۴-۳۹ درصد)، در کنار کاهش مونواکسید نیتروژن[4] (۳۲-۳۵ درصد) و NO_2 (۱۵-۲۹ درصد) مشاهده شد (Liu, Lipsitt, Jerrett & Zhu, 2020). ترافیک باعث کاهش آلاینده‌های (PM، NO، NO_2 و NO_x) بین ۳ تا ۱۲ درصد در سیاتل شد

---

[1]. Particulate Matter 2.5 ($PM_{2.5}$)

[2]. Carbon Monoxide(CO)

[3]. Nitrogen Dioxide (NO_2)

[4]. Nitrogen Monoxide (NO)

(Xiang et al., 2020) و هیچ کاهش قابل‌مشاهده‌ای در $PM_{2.5}$ و NO_2 در ممفیس ایالات‌متحده مشاهده نشد، با اینکه ترافیک ۵۷ درصد کاهش یافته است (Jia, Fu, Bartelli & Smith, 2020). کشور ما ایران، مدت‌ها است که با مشکل آلودگی هوا مواجه است. این آلودگی که پیش‌تر و تحت تأثیر تمرکز جمعیت، منحصر به تهران بود، در سال‌های پیشین در سایر شهرهای ایران نیز به‌شدت افزایش یافته است؛ تا جایی که در آخرین آمار منتشر شده از آلوده‌ترین شهرهای جهان در سال ۲۰۱۳ از سوی سازمان جهانی بهداشت، نام چندین شهر از ایران در رتبه‌های نخست این فهرست به چشم می‌خورد؛ بنابراین بررسی آلودگی هوا به‌منظور مدیریت بحران در دو حوزه کنترل همه‌گیری و غلظت آلاینده‌ها به‌خصوص در کلان‌شهرها بسیار حائز اهمیت است. اخیراً نیز مرکز پژوهش‌های مجلس شورای اسلامی ایران اعلام کرد که خسارت سالانه کشور از آلودگی هوا بیش از ۹ میلیارد دلار است که این مبلغ بیش از ۲ برابر بودجه وزارت آموزش‌وپرورش به‌عنوان بزرگ‌ترین وزارتخانه کشور است. به‌طورکلی می‌توان گفت آلودگی هوا سبب افزایش بیماری، کاهش رضایت اجتماعی و همچنین موجب افزایش مرگ‌ومیر افراد دارای بیماری زمینه‌ای می‌گردد که همین موضوع می‌تواند آسیب-های اجتماعی را به دنبال داشته باشد. طبق آمار وزارت بهداشت، سالانه شاهد هزاران سال عمر ازدست‌رفته به دلیل آلودگی هوا برای مردم ایران هستیم که این موضوع جای تأمل دارد ازاین‌رو با توجه به توضیحات فوق و همچنین با توجه به اینکه آلودگی هوا می‌تواند بر سایر سیستم‌ها از قبیل آموزش، بهداشت، تولید، صنعت، اقتصاد و .... تأثیرگذار باشد، مسئله اصلی در پژوهش حاضر این است که پس از بررسی تغییر غلظت آلاینده‌ها تحت تأثیر محدودیت‌های ترافیکی اعمال شده در دوره همه‌گیری کووید – ۱۹ و توصیف الگوهای حاصل از داده‌کاوی، سازمان‌های ذی‌ربط بتوانند برنامه‌ریزی جهت محدودیت‌های ترافیکی را به نحوی مدیریت کنند که آسیب‌های ناشی از آلودگی هوا در کلیه حوزه‌ها به حداقل ممکن برسد؛ بنابراین سؤالات پژوهش را می‌توان این‌گونه مطرح کرد که: محدودیت‌های ترافیکی اعمال شده در دوره همه‌گیری کووید-۱۹ چه تأثیری بر غلظت آلاینده‌ها داشته است؟ ارائه الگوی یکسان برای همه کلان‌شهرهای موردپژوهش امکان‌پذیر است؟

مطالعاتی در شهرهای مختلف جهان برای درک تأثیر قرنطینه کووید-۱۹ بر روی سطوح غلظت متغیرهای آلاینده هوا انجام شده است. مطالعات بر روی مدت‌زمان، درصد کاهش غلظت آلاینده‌ها، حجم ترافیک،

میزان میرگ و میر و مکان و روش‌های جمع‌آوری داده‌ها انجام شده است که در ادامه به برخی از آن‌ها اشاره می‌شود.

گونزالس پاردو و همکاران (González-Pardo, Ceballos-Santos, Manzanas, Santibáñez & Fernández-Olmo, 2022) در پژوهش خود به تخمین تغییرات سطوح آلودگی هوا ناشی از کووید-۱۹ با استفاده از تکنیک داده‌کاوی پرداختند که در آن پارامترهای NO، NO_2، O_3، $PM_{2.5}$ و PM_{10} را موردبررسی قرار داده بودند. در این پژوهش که سال ۲۰۲۰ به پنج دوره پیش از قرنطینه، قرنطینه، تشدید، عادی و قرنطینه مجدد تقسیم شده بود، مشاهده شد که پارامتر NO_x بیش از ۵۰ درصد کاهش یافت، پارامتر O_3 در تضاد با پارامتر NO_x، ۲۳.۹ درصد افزایش یافت و همچنین پارامترهای PM_{10} و $PM_{2.5}$ نیز دارای کاهش جزئی به میزان ۴.۱ درصد و ۲.۳ درصد بودند که نشان‌دهنده تأثیرپذیری کم پارامترهای PM_{10} و $PM_{2.5}$ از منابع ترافیک و قرنطینه است. ساهاران و همکاران (Saharan et al., 2022) در پژوهشی، عوامل تغییر آلودگی هوا را در موج دوم کووید-۱۹ در دهلی هند موردبررسی قرار دادند که در این پژوهش مشخص شد که در سال ۲۰۲۲، غلظت آلاینده‌ها شامل $PM_{2.5}$، PM_{10}، NH_3، NO_x ، CO، بنزن و تولوئن در طول منع رفت‌وآمد شبانه در مقایسه با دوره قبل از قرنطینه به میزان ۴ تا ۱۶ درصد کاهش یافت که این تغییرات بسته به اینکه محدودیت-های مربوط به کووید-۱۹ در طول شب یا روز اعمال شده بود و اینکه چه فعالیت‌هایی محدود بود، بسته به زمان روز، متفاوت بود. نکته قابل‌توجه، عدم کاهش پارامترهای O_3 و SO_2 در این دوره بود. در مقایسه با دوره قرنطینه مشابه در سال ۲۰۲۰، به‌جز پارامتر O_3، در سایر پارامترها، به میزان ۳۱ تا ۱۲۹ درصد افزایش مشاهده شد. ژنگ و وانگ(Zeng & Wang., 2022) اعلام نمودند که هدف آن‌ها ویژگی‌های زمانی و ناهمگونی مکانی تغییرات کیفیت هوا به دلیل قرنطینه کووید-۱۹ در چین بود و از مدل RDiT، داده‌های سری زمانی شاخص کیفیت هوا[1]، غلظت آلاینده‌های هوا و عوامل هواشناسی برای تعیین کمیت تأثیر همه-گیری بر کیفیت هوا استفاده شد. همه آلاینده‌ها به غیر از O_3 کاهش یافتند. $PM_{2.5}$ در ۸۹.۵ درصد شهرها نسبت به اقدامات قرنطینه حساس بودند و شهرهای غیرحساس عمدتاً در مناطق دورافتاده قرار داشتند.

[1]. Air quality index (AQI)

غلظت $PM_{2.5}$، O_3، NO_2، PM_{10}، SO_2 و CO به ترتیب ۳۴.۹، ۸۸.۴، ۲۷.۳، ۶۰.۸ و ۱۱ میکروگرم بر مترمربع و ۰.۸ میلی‌گرم بر مترمکعب در سناریوی بدون همه‌گیری بودند. آلاوا و سینگ (Alava & Singh., 2022) بیان کردند تغییر در انتشار میزان CO_2 با افزایش و یا کاهش قرنطینه با استفاده از تصاویر و داده‌های سازمان ملی هوانوردی و فضایی موردبررسی قرار گرفته است. در این پژوهش، صرفاً یکی از آلاینده‌ها در نظر گرفته شده است و با استفاده از روش فوق به توصیف شرایط در دو حالت افزایش و کاهش قرنطینه پرداخته شده است و موضوع پیش‌بینی در این پژوهش نیز مطرح نیست. برخی دیگر از مطالعات صورت گرفته در مرتبط با پژوهش حاضر در جدول ۱ ارائه شده است. هدف از این پژوهش ، کمک به مدیریت بحران با ارائه الگویی برای نظارت بر آلاینده‌های هوا و حجم ترافیک با اقدامات مؤثر از قرنطینه کووید-۱۹ است.

نوآوری این پژوهش بر روی موارد ذیل متمرکز می‌گردد:

۱. محاسبه تغییرات نسبی دوره‌های مختلف که نشان‌دهنده اقدامات محدودکننده در دوره کووید-۱۹ هستند.

۲. ارائه الگویی مبتنی بر روش داده‌کاوی که برای توصیف رابطه همه‌گیری کووید-۱۹ و شاخص آلودگی هوا در توسعه پایدار شهری استفاده می‌شود.

۳. الگوی پیشنهادی برای پیش‌بینی آلودگی ناشی از حمل‌ونقل در محدودیت‌های ترافیکی بکار می‌رود.

جدول ۱- پیشینه پژوهش

Table 1- Research background

روش انجام کار **Methodology**	نتیجه **Result**	سال انتشار **Year of Publication**	عنوان مقاله **Article Title**	نویسنده مقاله **Author**
ابتدا مدل‌های رگرسیون سیستم خطی ساده پواسون به‌طور جداگانه برای مجموعه داده‌های بستری شدن و شمارش مرگ‌ومیر ساخته شد. برای برخی حوزه‌ها مانند اشتغال، درآمد و	غلظت PM2.5 با بستری شدن در بیمارستان و مرگ‌ومیر بیماران مرتبط است. با افزایش غلظت PM2.5 به میزان یک میکروگرم، بستری در بیمارستان بین ۷.۴٪ و ۹.۳٪ و میزان مرگ‌ومیر نیز به میزان ۲.۹٪ تا ۱۰.۳٪ افزایش می‌یابد. PM2.5 concentration is associated with	2022	تعیین کمیت تأثیر آلودگی هوا بر بستری شدن و نرخ مرگ‌ومیر ناشی از کووید-۱۹ در	Lee, Robertson, McRae & Baker

		اسکاتلند Quantifying the impact of air pollution on Covid-19 hospitalisation and death rates in Scotland	hospitalizations and mortality of patients. An increase of 1 µg in PM2.5 concentration leads to a 7.4% to 9.3% rise in hospitalizations and a 2.9% to 10.3% increase in mortality.	... که با یک شاخص اندازه‌گیری می‌شوند از آن به‌عنوان معیار ویژه استفاده شد و برای سایر حوزه‌ها از تحلیل مؤلفه‌های اصلی استفاده می‌شود. Initially, simple linear Poisson regression models were created separately for the hospitalization dataset and death counts. For some areas such as employment, income, etc., which are measured by a single indicator, this was used as a specific criterion, while for other areas, principal component analysis was employed.
Uday et al.	2022	تأثیر کووید-۱۹ بر بیماری‌های مرتبط با آلودگی هوا در هند Effect of COVID-19 on air pollution related illnesses in India	قرنطینه به دلیل کووید-۱۹ منجر به کاهش سطوح آلاینده ازجمله CO2 و NO2 همراه با سطوح PM2.5 شده است. COVID-19 quarantine resulted in a reduction of pollutants, including CO2 and NO2, along with PM2.5 levels	این پژوهش به تحلیل، جمع‌بندی و انعکاس نتایج یافته‌های مرتبط پرداخته است. This study analyzes, summarizes, and reflects the findings related to the results.
Wen et al.	2022	رابطه نامتقارن بین آلودگی هوا و کووید-۱۹: شواهدی از مدل تأخیر توزیع شده اتورگرسیو پانل غیرخطی The asymmetric nexus between air pollution and COVID-19: evidence from a non-linear panel autoregressive distributed lag model	آلودگی هوا علت اصلی شیوع بیماری کووید-۱۹ است. رابطه‌ای نامتقارن بین موارد PM2.5 و کووید-۱۹ وجود دارد، به‌طور دقیق‌تر، تغییر یک درصدی در شوک‌های مثبت PM2.5 موارد کووید-۱۹ را ۰.۴۳۹ درصد افزایش می‌دهد. Air pollution is a major cause of the spread of COVID-19. An asymmetric relationship exists between PM2.5 levels and COVID-19 cases. Specifically, a 1% change in positive PM2.5 shocks leads to a 0.439% increase in COVID-19 cases.	مدل تأخیر توزیع شده اتورگرسیو غیرخطی Nonlinear autoregressive distributed lag model
Wijnands, Nice, Seneviratne, Thompson & Stevenson	2022	تأثیر همه‌گیری کووید-۱۹ بر آلودگی‌هوا: ارزیابی جهانی با استفاده از تکنیک‌های یادگیری ماشین The impact of the COVID-19 pandemic on air	بیشترین کاهش NO2 در طول قرنطینه اولیه در چین، اروپا و هند مشاهده شد. آلودگی در سراسر سال ۲۰۲۰ به‌طور کامل به سطح قبل از همه‌گیری بازنگشت. برای ذرات معلق، بزرگ‌ترین کاهش مطلق در چین و هند رخ داد. در بسیاری از کشورها، افزایش سطح O3 در طول قرنطینه‌های اولیه مشاهده شد. The greatest decrease in NO2 during the	یادگیری ماشین برای مدل‌سازی آلودگی هوای شهر با متغیرهای مرتبط با آب‌وهوا مورد استفاده قرار گرفت. این مطالعه از XGBoost، یک الگوریتم تقویت گرادیان فوق‌العاده براساس درختان تصمیم استفاده کرد. Machine learning was used to model air pollution in cities with weather-related variables.

	pollution: A global assessment using machine learning techniques		initial quarantine occurred in China, Europe, and India. Pollution throughout 2020 did not fully return to pre-pandemic levels. For suspended particles, the largest absolute reduction occurred in China and India. In many countries, O3 levels increased during the initial quarantines.	The study employed XGBoost, a gradient boosting algorithm based on decision trees.
Lin, Chen, Chieh & Yang	تجزیه‌وتحلیل تأثیر تغییر سطح ۳ هشدار کووید-۱۹ بر شاخص‌های آلودگی هوا با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی Chang impact analysis of level 3 COVID-19 alert on air pollution indicators using artificial neural network	2022	کاهش قابل‌توجه غلظت NO2 به میزان ۲۰٪ و ۲۵.۹٪ در طول هشدار سطح ۳ کووید-۱۹ از ژوئن تا ژوئیه ۲۰۲۱ در مقایسه با مدت مشابه در سال‌های ۲۰۱۹ و ۲۰۲۰ با سیاست دورکاری، آموزش از راه دور و کاهش جریان ترافیک. از ژوئن تا جولای ۲۰۲۱، میانگین غلظت O3 و NO2 به ترتیب ۱۳.۲٪ و ۹۸.۲٪ در مقایسه با مدت مشابه در سال ۲۰۲۰ افزایش یافته است. A significant decrease in NO2 concentration of 20% and 25.9% was observed during COVID-19 level 3 warning from June to July 2021, compared to the same period in 2019 and 2020, with policies such as remote working, online education, and reduced traffic. From June to July 2021, the average concentration of O3 and NO2 increased by 13.2% and 98.2%, respectively, compared to the same period in 2020.	مدل یادگیری ماشین با استفاده از تکنیک شبکه عصبی مصنوعی همراه با یک مدل جنبشی برای پیش‌بینی O3، NOX، نیترات و سولفات برای بررسی منابع انتشار بالقوه و مکانیسم واکنش شیمیایی مورد استفاده قرار گرفت. Machine learning models, using artificial neural networks combined with a kinetic model, were used to predict O3, NOX, nitrate, and sulfate to investigate potential emission sources and chemical reaction mechanisms.
Lv et al.	تغییرات نرمال شده کیفیت هوا توسط هواشناسی در طول قرنطینه کووید-۱۹ در سه کلان‌شهر چین Meteorology-normalized variations of air quality during the COVID-19 lockdown in three Chinese megacities	2022	بیشترین کاهش PM2.5 در ووهان (۴۳.۶٪-) و پکن (۱۴٪-) در ایستگاه‌های ترافیکی در طول دوره قرنطینه بود؛ درحالی‌که در ارومچی این کاهش مربوط به صنعت بود. NO2 به‌طور قابل‌توجهی در هر شهر کاهش یافت، درحالی‌که O3 افزایش یافت. The largest decrease in PM2.5 occurred in Wuhan (-43.6%) and Beijing (-14%) at traffic stations during the quarantine period, while in Urumqi, this decrease was linked to the industry. NO2 decreased significantly in every city, while O3 increased.	

۲- مواد و روش‌ها

در پژوهش حاضر که از نظر هدف، کاربردی، از نظر ماهیت، توصیفی - تحلیلی و از نظر روش، کمی است، از تکنیک داده‌کاوی و مدل شاخص‌های آماری توصیفی برای ارزیابی رابطه کووید-۱۹ با طرح‌های ترافیک

در ایران استفاده خواهد شد. داده‌کاوی فرآیند به خدمت گرفتن یک روش‌شناسی رایانه‌ای است که با استفاده از تکنیک‌ها و الگوریتم‌های مختلف در جستجوی دانش نهفته در داده‌هاست (Kantardzic, 2003). این فرآیند مشارکتی میان انسان و رایانه (Berson & Thearling, 1999) درنهایت به دنبال کشف الگوها و قواعد معنادار در میان داده‌ها است (Berry & Linoff, 2000). داده‌کاوی، پایگاه‌های داده‌ای بزرگ را به‌عنوان منبع دانش در نظر می‌گیرد (Laros, 2005).

در ابتدا به شناسایی و بررسی داده‌ها پرداخته می‌شود. داده‌های شناسایی شده مربوط به بازه زمانی بهمن ۱۳۹۶ لغایت اسفندماه ۱۴۰۰ می‌باشند. سپس پاک‌سازی داده و یکپارچه‌سازی داده‌ها انجام می‌شود. براساس مدل شاخص‌های آماری توصیفی، تغییرات نسبی سطح کیفیت هوا برای دوره‌های مختلف به دلیل اقدامات قرنطینه کووید-۱۹ برای پارامترهای آلاینده‌های هوا شامل CO، O_3، NO_2، NO، NO_x، SO_2، $PM_{2.5}$ و PM_{10} در ایستگاه‌های ترافیک شهری انجام می‌شود تا میزان آلودگی هوا در سال‌های مذکور تعیین گردد. در ادامه، از روش انتخاب ویژگی مبتنی بر الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات استفاده می‌شود تا ویژگی‌های مهم‌تر انتخاب شوند. در روش پیشنهادی، الگوریتم‌های یادگیری ماشین از قبیل درخت تصمیم، جنگل تصادفی، ماشین بردار پشتیبان، شبکه بیزین و شبکه عصبی مورد استفاده قرار می‌گیرند. در گام بعد، ارزیابی مدل براساس معیارهای موردبررسی ازجمله دقت، صحت و فراخوانی و F-measure صورت پذیرفته و سپس مقایسه ۵ الگوریتم یادگیری ماشین انجام می‌شود.

داده‌های مرتبط با آلاینده‌های هوا از سازمان حفاظت محیط‌زیست جمع‌آوری شده‌اند. میزان پارامترهای آلودگی هوا شامل CO، O_3، NO_2، NO، NO_x، SO_2، $PM_{2.5}$ و PM_{10} می‌باشد تا AQI تعیین گردد. برای محاسبه AQI، داده‌ها به‌صورت روزانه از تاریخ ۱۳۹۶/۱۱/۰۱ الی ۱۴۰۰/۱۲/۲۹ جمع‌آوری شده‌اند. شاخص AQI از رابطه ۱ به دست می‌آید.

$$AQI = Max(CO, O_3, NO_2, SO_2, PM_{2.5}, PM_{10}) \quad \text{رابطه ۱}$$

براساس AQI به دست آمده می‌توان سطح اهمیت بهداشتی را مطابق جدول ۲ تنظیم نمود

جدول ۲- شاخص کیفیت هوا براساس استاندارد سازمان حفاظت محیط‌زیست ایران

Table 2- Air quality index based on the standard of Iran Environmental Protection Organization

سطح اهمیت بهداشتی Health significance level	شماره دسته Category number	شاخص کیفیت هوا Air quality index
پاک Clean	1	0 - 50
سالم Healthy	2	51 - 100
ناسالم برای گروه‌های حساس Unhealthy for sensitive groups	3	101 - 150
ناسالم Unhealthy	4	151 - 200
بسیار ناسالم Very unhealthy	5	201 - 300
خطرناک Hazardous	6	301 - 500

– پاک‌سازی و پیش‌پردازش داده‌ها مبتنی بر روش همبستگی

پاک‌سازی داده‌ها به‌منظور تشخیص، حذف و اصلاح داده‌های نویزدار، ناقص و اشتباه در بین مجموعه داده‌ها می‌باشد. هدف از پاک‌سازی داده‌ها، جلوگیری از نتیجه‌گیری غلط است.

۲-۲- انتخاب ویژگی با الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات

الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات یک روش بهینه‌سازی براساس قوانین احتمال است. این الگوریتم با الهام از رفتار اجتماعی جانداران، ازجمله پرندگان و ماهیان تأثیر می‌گیرد. رفتار نمونه‌های تشکیل دهنده یک گروه، براساس قوانین مانند هماهنگی برای سرعت با نزدیک‌ترین همسایه و همچنین شتاب براساس فاصله است. در هر مرحله از حرکت گروه ذرات، مکان هر ذره با دو مقدار بهترین تعیین می‌گردد. PSO، تابع هدف را با جستجوی مبتنی بر جمعیت بهینه می‌نماید. مزیت مهم و اصلیPSO ساده بودن پیاده‌سازی الگوریتم بوده و تعیین پارامترهای اولیه کمی دارد. عملیات دقیق بهینه‌سازی ازدحام ذرات در ادامه تعریف می‌شود. برای به دست آوردن جمعیت اولیه از ذرات، یک آرایه از متغیرهای مسئله با نام ذره ایجاد می‌شود. در PSO هر ذره، یک پرنده در فضای جستجو است که می‌تواند آزادانه در فضای جستجو حرکت و پرواز کند. برای هر ذره دو مقدار موقعیت و سرعت، تعریف می‌شود که بردار مکان و بردار سرعت را مدل می‌کنند. این دو بردار به‌صورت روابط ۲ و ۳ تعریف می‌شوند:

$$particle_position = [P_{i,1}, \dots, P_{i,n}] \quad \text{رابطه ۲}$$

$$particle_velocity = [v_{i,1}, \dots, v_{i,n}]$$ رابطه۳

که در آن particle_position بردار مکان ذره iام، particle_velocity بردار سرعت ذره iام، n تعداد مربع ویژگی‌ها است. جمعیت اولیه براساس موقعیت و سرعت تمامی ذرات به‌صورت تصادفی در بازه [۰،۱] تولید می‌شود.

بعد از تولید نمودن جمعیت اولیه ذرات و سرعت اولیه برای هر ذره، عملکرد هر ذره مبتنی بر موقعیت آن با مقدار تابع برازندگی محاسبه می‌شود. سرعت ذره با توجه به بهترین پاسخ هر دسته ذرات با توجه به بهترین مکانی که تاکنون داشته است[۱]، تغییر می‌کند. با تغییر زمان برحسب سرعت، موقعیت ذرات تغییر می‌کند. بردار سرعت هر ذره، با دو مقدار بهینه، به‌روزرسانی می‌شود. (p_{best}[۲]) بهترین موقعیت ذره که تاکنون به آن رسیده است و (g_{best}[۳]) بهترین موقعیت ذره که تاکنون به‌دست آمده است. در هر تکرار الگوریتم، سرعت ذرات به‌صورت رابطه ۴ بهینه می‌شود:

$$\vec{v}_i = w\vec{v}_i + c_1R_1(\vec{p}_{i,best} - \vec{p}_i) + c_2R_2(\vec{g}_{i,best} - \vec{g}_i)$$ رابطه۴

که در آن $\vec{p}_i$ و $\vec{v}_i$، موقعیت و سرعت ذره iام، $\vec{p}_{i,best}$ و $\vec{g}_{i,best}$، بهترین مقدار تابع هدف از موقعیت ذره iام و موقعیت کل جمعیت است. R_1 و R_2 دو متغیر تصادفی در بازه [۰،۱] هستند. افزودن متغیرهای تصادفی به PSO، توانایی جستجوی تصادفی آن را باارزش‌تر و بهینه‌تر می‌کند. ضرایب c_1 و c_2 فاکتور یادگیری هستند و به ترتیب میزان تابعیت ذره از بهترین تجربه فردی (p_{best}) و میزان تابعیت ذره از بهترین تجربه در گروه (g_{best}) را نشان می‌دهند. این پارامترها برای سازگار کردن مبادله بین عملیات بهره‌برداری[۴] و اکتشاف[5] می‌-باشند. W، پارامتر کنترلی پرواز نمودن ذرات است.

[1]. Best Particle Position
[2]. Personal Best
[3]. Global Best
[4]. Exploitation
[5]. Exploration

۳-۲- روش درخت تصمیم‌گیری

درخت تصمیم یک نظریه یادگیری ماشین مبتنی بر آمار است. ایده کلی الگوریتم C4.5 شامل ابتدا پیش‌بینی غلظت آلاینده‌ها بر اساس مجموعه‌ای از مقادیر مشخصه (شامل داده‌های هواشناسی و ترافیک) و آموزش یک مدل درخت تصمیم قابل‌اعتماد است. سپس می‌توان از مدل درخت تصمیم برای پیش‌بینی غلظت آلاینده‌ها در یک سری شرایط هواشناسی استفاده نمود. در الگوریتم، غلظت یک آلاینده خاص در یک نقطه زمانی خاص را می‌توان با نمونه‌گیری مجدد داده‌های هواشناسی پیش‌بینی کرد. درخت C4.5 ارتقاء یافته درخت ID3 است (Bellaachia & Guven, 2006) که توسط کوئینلن (۱۹۹۳) معرفی شده است.

خصوصیات این درخت به‌صورت زیر است:

۱. در یک مجموعه داده، ویژگی‌ها (متغیرهای پیشگو) برای درخت C4.5 می‌توانند به‌صورت متغیرهای رسته‌ای و کمی باشند.

۲. از هر گره درونی این درخت دو یا بیش از دو شاخه خارج می‌شود.

۳. برای هرس کردن درخت C4.5 از روش هرس کردن مبتنی بر خطا استفاده می‌شود.

۴. این درخت توانایی انجام رده‌بندی با داده گمشده در یک مجموعه داده را دارد.

۵. درخت C4.5 برای انتخاب ریشه و گره‌های درونی از معیار نسبت بهره استفاده می‌کند.

فرض کنید S یک مجموعه داده با n مشاهده (نمونه) است. معیار نسبت بهره[1] ویژگی X_i نسبت به این مجموعه داده به صورت رابطه ۵ است:

$$GR(X_i,S)=\frac{IG(X_i,S)}{E(X_i,S)} \quad \text{(رابطه ۵)}$$

که در آن IG، معیار بهره اطلاعات[2] و E، آنتروپی[3] می‌باشد.

[1]. Gain Ratio(GR)
[2]. Information Gain (IG)
[3]. Entropy (E)

۲-۴- روش انجام پژوهش

این بخش شامل ۳ زیربخش می‌باشد که عبارتند از معرفی مجموعه داده‌ها برای ارزیابی روش پیشنهادی، معرفی الگوریتم‌ها برای مقایسه، معرفی معیارها برای ارزیابی عملکرد مدل پیشنهادی، انجام آزمایش‌ها بر روی مجموعه داده‌های تهیه شده، بحث در مورد روش پیشنهادی.

۲-۴-۱- توصیف مجموعه داده‌ها

در این پژوهش، داده‌های مرتبط به آلاینده‌های هوا و داده‌های مرتبط با حمل‌ونقل و ترافیک از ۱۳۹۶/۱۱/۰۱ تا ۱۴۰۰/۱۲/۲۹ در کلان‌شهرهای ایران: تهران، اراک، شیراز، اصفهان، مشهد، کرج، اهواز و تبریز جمع‌آوری شد. داده‌های نظارتی مبتنی بر غلظت آلاینده‌های هوا از سازمان حفاظت محیط‌زیست کشور جمع‌آوری شده است و داده‌های مرتبط با محدودیت‌های ترافیکی در دوره همه‌گیری کووید-۱۹ از مرکز ستاد ملی کرونا دریافت شد. در مجموع ۳۲ ایستگاه تحت نظارت ثبت پارامترهای آلودگی هوا انتخاب شدند که عبارتند از: تهران: ۱۰، اراک: ۳، کرج: ۴، اهواز: ۱، تبریز: ۶، شیراز: ۲، مشهد: ۵ و اصفهان: ۱ ایستگاه.

مجموعه داده جمع‌آوری شده شامل ۱۲ ویژگی می‌باشد که عبارتند از: CO، O_3،NO، NO_2، NO_x، SO_2، $PM_{2.5}$، PM_{10}، AQI، اعمال محدودیت، نام شهر و کلاس شاخص هوا.

داده‌های ویژگی CO، O_3،NO، NO_2، NO_x، SO_2، $PM_{2.5}$ و PM_{10} براساس مستندات سازمان حفاظت محیط‌زیست کشور از ایستگاه‌های هر یک از شهرها جمع‌آوری شد.

داده‌های ویژگی اعمال محدودیت با توجه به تکامل محدودیت‌های کووید-۱۹ به شش دوره تقسیم می‌شود که عبارتند از تعطیلی همه مشاغل از ساعت ۱۸:۰۰ به غیر از مشاغل گروه یک، محدودیت تردد شبانه، تمدید خودکار اجاره‌نامه مستأجران، لغو طرح ترافیک تهران، محدودیت تردد بین استانی و حضور یک‌سوم کارکنان.

۲-۴-۲- الگوریتم‌های مورد ارزیابی

جنگل تصادفی[1]: الگوریتم جنگل تصادفی یک طبقه‌بندی ترکیبی است که از چندین درخت تصمیم‌گیری تشکیل شده است. این الگوریتم با انتخاب ویژگی از داده یادگیری، overfitting را انجام می‌دهد. همچنین با انتخاب تصادفی ویژگی‌ها از نودهای تأثیرگذار باعث می‌شود که حتی اگر مجموعه داده بزرگ باشد، عملیات

[1]. Random Forest (RF)

یادگیری با سرعت زیادی انجام شود. در این الگوریتم علاوه بر اینکه هر درخت با استفاده از نمونه‌های متفاوتی از داده‌ها ساخته می‌شود، روند ساخت درخت‌ها نیز تغییر می‌کند. درواقع در یک درخت استاندارد، هر گره تصمیم با استفاده از بهترین نقطه شکست انتخاب، از میان همه خصیصه‌ها شکسته می‌شود، اما در جنگل تصادفی، هر گره تصمیم بر مبنای بهترین نقطه شکست از میان زیرمجموعه‌ای از خصیصه‌هایی که به‌طور رندوم در سطح آن گره انتخاب شده‌اند، شکسته می‌شود (Paul et al., 2018).

ماشین بردار پشتیبان[1]: ماشین‌های بردار پشتیبان (SVM) مجموعه‌ای از روش‌های یادگیری نظارت شده مرتبطی هستند که برای طبقه‌بندی و رگرسیون استفاده می‌شوند. با داشتن مجموعه‌ای از نمونه‌های آموزشی که هرکدام به‌عنوان عضوی از یکی از دو دسته فوق علامت‌گذاری شده‌اند، الگوریتم آموزشی SVM مدلی می‌سازد که پیش‌بینی می‌کند یک نمونه جدید به کدام دسته تعلق خواهد گرفت. ماشین بردار پشتیبان، دسته‌سازی (طبقه‌سازی) است که فضای ورودی خود را به دو ناحیه تقسیم می‌کند که توسط یک مرز خطی از هم جدا شده‌اند. سه تابع هسته‌ای که به‌صورت متداول در ماشین بردار پشتیبان استفاده می‌شود، تابع چندجمله‌ای درجه d، تابع پایه شعاعی (RBF) و تابع سیگموید می‌باشند که معادلات آن‌ها به ترتیب در روابط ۶،۷ و ۸ آمده است:

رابطه ۶ تابع چندجمله‌ای درجه d:

$$K(x_1, x_2) = (1 + (x_1, x_2))^d$$

رابطه ۷ تابع پایه شعاعی (RBF):

$$K(x_1, x_2) = \exp\left(-\frac{\|x_1 - x_2\|^2}{c}\right)$$

رابطه ۸ تابع سیگموید:

$$K(x_1, x_2) = \tanh\left(k_1(x_1, x_2) + k_2\right)$$

هسته $k(x_1, x_2)$ باید تئوری مرسر را برآورده سازد (Haykin, 1998; Hsu, 2003).

شبکه بیزین: شبکه‌های بیزین با نام‌های شبکه بیز، شبکه باور بیزین، شبکه‌های احتمالاتی سببی و شبکه‌های احتمالاتی شناخته شده‌اند. برای مدل‌سازی موقعیت‌هایی که رابطه علی و معلولی در آن‌ها وجود دارد و ادراک ما از این روابط ضعیف است به کار برده می‌شوند. شبکه‌های تصمیم بیزین اثرات اقدامات مدیریتی و یا

[1]. Support Vector Machines (SVMs)

سناریوها را نمایش می‌دهند. این مدل تلفیق با ایجاد یک چارچوب (مفهوم‌سازی) و با ساده‌سازی سیستم موردمطالعه، کنش‌ها و واکنش‌ها را نشان می‌دهد (Ticehurst, Letcher & Rissik, 2008).

شبکه عصبی پرسپترون چند لایه[1]: شبکه پرسپترون چند لایه یکی از مهم‌ترین ساختارهای ANN می‌باشد. به‌طورمعمول این شبکه‌ها شامل مجموعه‌ای از واحدهای حسّی (نورون‌های پایه) می‌باشند که متشکل از یک لایه ورودی، یک یا چند لایه پنهان و یک لایه خروجی می‌باشند. هر لایه شامل تعدادی نورون یا گره است. تمام اتصال‌های بین لایه ورودی و لایه پنهان، ماتریس وزن ورودی و تمام اتصال‌های بین لایه پنهان و لایه خروجی، ماتریس وزن خروجی را تشکیل می‌دهد (Patan, 2019).

۳-۴-۲- معیارهای ارزیابی

برای اعتبارسنجی عملکرد روش پیشنهادی، از معیارهایی استفاده می‌گردد که برای محاسبه دقت در مسائل دسته‌بندی بکار می‌روند. در ابتدا متغیرهای مورد استفاده در معیارها به‌صورت زیر تعریف می‌شود.

- مثبت درست[2]: داده‌های کلاس مثبت که به‌درستی به‌عنوان کلاس مثبت شناسایی شده‌اند.
- منفی درست[3]: داده‌های کلاس منفی که به‌درستی به‌عنوان کلاس منفی شناسایی شده‌اند.
- منفی غلط[4]: داده‌های کلاس مثبت که به‌غلط به‌عنوان کلاس منفی شناسایی شده‌اند.
- مثبت غلط[5]: داده‌های کلاس منفی که به‌غلط به‌عنوان کلاس مثبت شناسایی شده‌اند.
- صحت[6]: نسبت میزان نمونه‌های مثبت پیش‌بینی شده به‌درستی تشخیص داده شده.

رابطه ۹
$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

- F-Measure: معیاری است که "خوب بودن یک دسته‌بندی کننده" را نشان می‌دهد و میانگین هارمونیک بین صحت و فراخوانی است. مقدار β ثبت بوده و نشان‌دهنده اهمیت فراخوانی نسبت به صحت می‌باشد.

---

[1]. Multi Layer Perceptron Neural Network (MLP)
[2]. True Positives (TP)
[3]. True Negatives (TN)
[4]. False Negatives (FN)
[5]. Flase Positives (FP)
[6]. Precision

$$F - Measure = \frac{(1+\beta^2) * Precision * Recall}{\beta^2 * Recall * Precision}$$ رابطه ۱۰

- خطای مطلق میانگین[1]: ارائه انعکاس میزان خطای پیش‌بینی شده. هرچه مقدار آن کمتر باشد، کارایی پیش‌بینی بیشتر می‌شود:

$$MAE = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}|y_i - \hat{y}_i|$$ رابطه ۱۱

که y_i و $\hat{y}_i$، به ترتیب برچسب کلاس واقعی و برچسب کلاس پیش‌بینی شده برای نمونه i می‌باشند. M تعداد نمونه‌های پیش‌بینی شده می‌باشد.

۳- نتایج و بحث

در این بخش، نتایج آزمایش بخش‌های مختلف الگوریتم پیشنهادی و نتیجه نهایی ارائه می‌شود. آزمایش‌ها بر روی مجموعه داده تهیه شده برای آلودگی هوا به تفکیک کلان‌شهرهای ایران: تهران، اراک، شیراز، اصفهان، مشهد، کرج، اهواز و تبریز می‌باشد. برای ارزیابی نتایج از نرم‌افزار WEKA و MATLAB استفاده شد.

۳-۱- پاک‌سازی و پالایش داده‌ها

به‌منظور پاک‌سازی داده‌ها، مراحل زیر صورت می‌گیرد.

۱. حذف داده‌های تکراری: ازآنجاکه مجموعه داده‌ها از ایستگاه‌های مختلف شهرهای مختلف جمع‌آوری شده و ادغام شده‌اند، امکان ایجاد داده‌های تکراری یا غیرمرتبط وجود دارد. داده‌ها از مراکز به تفکیک تاریخ جمع‌آوری شده‌اند. حذف داده‌های تکراری در نرم‌افزار SPSS با استفاده از Identify Duplicate Cases انجام می‌شود تا داده‌ها و رکوردهای تکراری حذف شوند.
۲. خطاهای ساختاری: هنگام ادغام داده‌های ایستگاه‌های مختلف ممکن است که خطاها و یا تغییراتی در داده‌ها ایجاد گردد. به‌طور نمونه بعضی از نمونه‌ها را null نشان دهد که با بررسی ساختاری آن‌ها به فرمت اصلی و مقادیر واقعی اصلاح می‌شوند.

[1]. Mean Absolute Error (MAE)

۳. حذف داده‌های پرت: به این منظور از آزمون Z در SPSS برای محاسبه نمرات استاندارد استفاده می‌شود. نمرات استاندارد همه متغیرها محاسبه شده و در صورت دور افتاده بودن داده از سایر مجموعه داده‌ها، آن نمونه داده را حذف می‌کنیم.

۴. برای مدیریت داده‌ها و حذف داده‌های غیرمرتبط، از روش جایگزینی با میانگین آن متغیر در هر ایستگاه در آن تاریخ استفاده می‌شود.

۲-۳- تحلیل آماری شاخص کیفیت هوا

در این بخش وضعیت سطوح آلاینده‌های هوا در زمان شیوع کووید-۱۹ متأثر از محدودیت‌های تردد ترافیکی موردبررسی قرار می‌گیرد. خلاصه‌ای از آمار توصیفی برای مجموعه داده‌ها در جدول ۳ به تفکیک دوره قبل از کووید-۱۹ و دوره کووید-۱۹ برای تمامی کلان‌شهرهای موردمطالعه نشان داده می‌شود. برای مدل‌سازی و تجزیه‌وتحلیل تغییرات سطوح آلاینده هوا، داده‌ها از تاریخ ۱۳۹۶/۱۱/۰۱ تا ۱۴۰۰/۱۲/۲۹ جمع‌آوری شدند. بازه زمانی داده‌ها در زمان کووید-۱۹، از تاریخ ۱۳۹۸/۱۱/۰۱ تا ۱۴۰۰/۱۲/۲۹ می‌باشد. همان‌گونه که مشخص است به غیر از آلاینده O_3، میانگین غلظت سایر آلاینده‌ها در دوره کووید-۱۹ نسبت به دوره قبل از آن افزایش یافته است.

شکل ۱ غلظت آلاینده‌های هوا را به تفکیک ۸ کلان‌شهر نشان می‌دهد. در راهنمای شکل ۱ برای تفکیک آلاینده‌ها برای قبل از دوران کووید-۱۹ و دوران کووید-۱۹، به ترتیب از اعداد ۱ و ۲ در کنار نام هر آلاینده استفاده شده است.

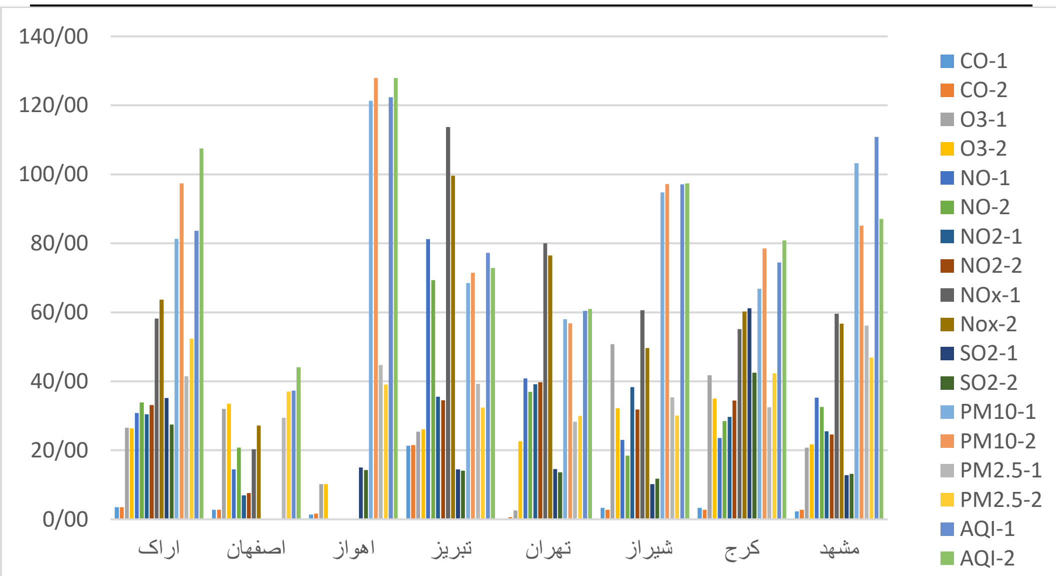
۳-۳- انتخاب ویژگی با PSO

با استفاده از انتخاب ویژگی، تعداد ویژگی‌های مهم‌تر در تحلیل داده‌کاوی انتخاب می‌شوند. به این منظور از بین ۱۲ ویژگی موجود، ۱۰ ویژگی: کلاس شاخص هوا، CO، O_3،NO، NO_2، NO_x، SO_2، $PM_{2.5}$، PM_{10} و AQI برای انتخاب ویژگی با PSOSearch انتخاب می‌شوند. با اعمال الگوریتم PSOSearch، تعداد ویژگی‌ها از ۱۰ به ۷ کاهش یافت. ویژگی‌های انتخاب شده عبارتند از: کلاس شاخص هوا، CO، O_3، NO_2، $PM_{2.5}$، PM_{10} و AQI.

جدول۳- خلاصه‌ای از آمار توصیفی مجموعه داده‌ها

Table 3- A summary of the descriptive statistics of the data set

انحراف معیار Sta. Dev.	میانگین Ave.	حداکثر Max.	حداقل Min.	انحراف معیار Sta. Dev.	میانگین Ave.	حداکثر Max.	حداقل Min.	آلاینده Pollutant
بازه زمانی قبل از کووید-۱۹ Pre-COVID-19 period				بازه زمانی کووید-۱۹ COVID-19 period				
1.96	2.91	14.2	0.09	2.23	3.20	13.29	0.43	CO
21.46	24.12	98.72	1.56	17.4	22.96	86.33	2.09	O_3
45.31	32.43	342.92	0.47	41.74	45.47	360.23	3.59	NO
31.06	29.54	166.44	0.13	32.97	43.65	205.85	1.2	NO_2
57.82	61.24	398.36	4.23	56.41	70.66	408.11	3.09	NO_x
25.49	19.51	184.60	0.65	20.28	21.30	229.61	0.24	SO_2
92.34	43.49	213.28	5.03	122.46	69.71	406.77	3.84	PM_{10}
44.18	35.80	284.58	2	92.38	38.51	330.76	3.34	$PM_{2.5}$
98.76	89.85	398.36	1.35	152.59	101.87	408.11	7.01	AQI



شکل ۱- مقایسه غلظت آلاینده‌های هوا

Fig. 1. Comparison of the concentration of air pollutants

۴-۳- روش درخت تصمیم‌گیری

روش‌های یادگیری ماشین تحت چارچوب اعتبارسنجی متقابل داده‌ها ارزیابی می‌شوند تا بهترین مدل برای پیش‌بینی کیفیت هوا انتخاب شود. ابتدا داده‌ها با مدل درخت تصمیم C4.5 ارزیابی می‌شوند. داده‌ها به شش خوشه تقسیم می‌گردند که عبارتند از: پاک، قابل‌قبول، ناسالم برای گروه‌های حساس، ناسالم، بسیار ناسالم و

خطرناک. داده‌ها در درخت تصمیم C4.5، براساس روش اعتبارسنجی و تعداد k-fold های مختلف موردبررسی قرار گرفتند. در روش اعتبارسنجی به ازای اکثریت kها ازجمله بیشترین مقدار دسته‌بندی داده‌ها به‌طور مشابه به دست آمد.

پس از ایجاد مدل پیشنهادی و درخت تصمیم، به ارزیابی نتایج حاصل از آن پرداخته می‌شود. به این منظور از معیارهای ارزیابی معرفی شده استفاده می‌شود. نتایج معیارها در جدول ۴ و جدول ۵ نشان داده می‌شود.

جدول ۴- پیش‌بینی مقادیر معیارهای مدل درخت تصمیم C4.5

Table 4- Predicting values of decision tree model criteria C4.5

مقدار معیار **Metric Value**	عنوان معیار **Metric title**	ردیف
(99.9206%) 6296	تعداد نمونه‌های درست تشخیص داده شده Number of correctly identified samples	1
(0.0794%) 5	تعداد نمونه‌های غلط تشخیص داده شده Number of incorrectly identified samples	2
0.0003	میانگین قدرمطلق خطا Mean absolute error	3
0.0163	خطای جذر میانگین مربع Root mean square error	4
0.1772%	خطای جذر نسبی Root relative error	5
5.9552%	خطای جذر مربع نسبی Root square relative error	6
6301	تعداد کل نمونه‌ها Total number of samples	7

جدول ۵ – معیارهای مورد ارزیابی درخت تصمیم C4.5 به تفکیک کلاس شاخص هوا

Table 5- The C4.5 decision tree evaluation criteria by air index class

فیشر **Fisher**	بازخوانی **Recall**	صحت **Accuracy**	پیش‌بینی منفی **Negative prediction**	پیش‌بینی مثبت **Positive prediction**	کلاس **Class**
0.999	0.998	1.000	0.000	0.998	1
1.000	1.000	1.000	0.001	1.000	2
0.999	0.999	0.999	0.000	0.999	3
0.994	0.994	0.994	0.000	0.994	4
0.986	0.986	0.986	0.000	0.986	5
0.985	1.000	0.971	0.000	1.000	6

نتایج جدول ۳ حاکی از آن است که ۶۲۹۶ نمونه از ۶۳۰۱ نمونه به‌درستی تشخیص داده شده‌اند و این مدل پیش‌بینی دقت بسیار خوبی را ارائه می‌دهد. در جدول ۵، نتایج به تفکیک کلاس‌ها می‌باشد و حاکی از آن است که مدل پیشنهادی از دقت بالای دسته‌بندی برخوردار است.

۵-۳- مقایسه با سایر روش‌ها

نتایج حاصل از دقت، صحت و F-Measure برای روش‌های جنگل تصادفی، شبکه بیزین و شبکه عصبی پرسپترون در جدول ۶ نشان داده شده است و نتایج آن با روش درخت تصمیم مقایسه شده است تا بهترین پیکربندی مدل برای پیش‌بینی داده‌های آلاینده‌های هوا به دست آید. نتایج نشان می‌دهد که روش جنگل تصادفی و درخت تصمیم بهتر از سایر روش‌ها عمل می‌کند. همه آلاینده‌های هوا در روش درخت تصمیم و جنگل تصادفی، مقادیر نزدیک به ۱ و یا ۱ (مقدار ایده‌آل) را نشان می‌دهند.

جدول ۶- مقایسه نتایج مورد ارزیابی

Table 6- Comparison of evaluated results

کلاس **Class**	پیش‌بینی مثبت **Positive prediction**	پیش‌بینی منفی **Negative prediction**	صحت **Accuracy**	بازخوانی **Recall**	فیشر **Fisher**
درخت تصمیم Decision tree	0.999	0.000	0.999	0.999	0.999
جنگل تصادفی Random forest	0.999	0.000	0.999	0.999	0.999
ماشین بردار پشتیبان Support vector machine	0.845	0.406	0.845	0.845	0.845
شبکه بیزین Bayesian network	0.947	0.037	0.949	0.947	0.948
شبکه عصبی پرسپترون Percepton Neural Network	0.851	0.24	0.833	0.851	0.833

مجموع قوانین استخراج شده از درخت تصمیم، مهم‌ترین اطلاعاتی است که از آن‌ها به دست می‌آید که به‌صورت ترکیب تعدادی استلزام منطقی (قانون اگر-آنگاه) است. از این رو برخی قوانین درخت تصمیم و جنگل تصادفی ساخته می‌شود. تعدادی از این قوانین ساخته شده به شرح زیر است.

۱. در شهرهای تهران، مشهد، کرج، اهواز، تبریز و شیراز اگر $NO_2<101.35$ و $50.845\leq PM_{10}<100.94$ و $PM_{2.5} < 101.455$ و $AQI\geq 101.75$ باشد، باشد، آنگاه هوا "بسیار ناسالم" است.

۲. در شهرهای اراک و اصفهان، اگر $PM_{2.5}\geq 150.92$ و $NO_2<101.35$ و $50.845\leq PM_{10}<100.94$ و $O_3<24.765$ باشد، آنگاه هوا "بسیار ناسالم" است.

۳. در شهرهای اراک و اصفهان، اگر $PM_{2.5}\geq 150.92$ و $NO_2<101.35$ و $50.845\leq PM_{10}<100.94$ و $O_3\geq 24.765$ باشد، آنگاه هوا "خطرناک" است.

۴. در شهرهای اراک و اصفهان، اگر $NO_2\geq 10.73$ و $CO<2.87$ و $55.755\leq PM_{2.5}<103.945$ و $100.94\leq AQI<151.165$ باشد، آنگاه هوا "بسیار ناسالم" است.

۵. در تمامی شهرها بجز مشهد، اگر $PM_{10}\leq 101.07$ و $NO_2\leq 24.78$ و $AQI>100.98$ باشد، آنگاه هوا " ناسالم برای گروه‌های حساس" است.

۶. در تمامی شهرها بجز اراک، اگر $PM_{10}\leq 101.07$ و $NO_2\leq 24.44$ و $AQI>100.98$ باشد، آنگاه هوا " ناسالم برای گروه‌های حساس" است.

۷. اگر تمامی شهرها اگر $26.17<NO_2\leq 88.76$ و $AQI>100.54$ باشد و اعمال محدودیت‌ها " تعطیلی همه مشاغل از ساعت ۱۸:۰۰ به غیر از مشاغل گروه یک، محدودیت تردد شبانه، تمدید خودکار اجاره‌نامه مستأجران" باشد، آنگاه هوا " ناسالم برای گروه‌های حساس" است.

۸. اگر $NO_2<26.17$ و $69.83< PM_{10}\leq 100.54$ باشد و اعمال محدودیت‌ها " تعطیلی همه مشاغل از ساعت ۱۸:۰۰ به غیر از مشاغل گروه یک، محدودیت تردد شبانه، تمدید خودکار اجاره‌نامه مستأجران" باشد، آنگاه هوا "سالم" است.

۹. در شهر تهران، اگر $NO_2<24.44$ و $AQI>151.17$ و $CO>2.53$ باشد و اعمال محدودیت‌ها " لغو طرح ترافیک تهران، محدودیت تردد بین استانی و حضور یک‌سوم کارکنان" باشد، آنگاه هوا "ناسالم" است.

۴- نتیجه‌گیری

پژوهش‌های صورت گرفته در زمینه تغییر غلظت آلاینده‌ها در دوره کووید-۱۹ با توجه به محدودیت‌های عنوان شده یکسان نیست. در پژوهش گونزالس پاردو و همکاران وی در سال ۲۰۲۲، غلظت آلاینده‌های $PM_{2.5}$ و PM_{10} افزایش جزئی را نشان دادند، درحالی‌که غلظت همین آلاینده‌ها در پژوهش ساهاران و همکاران در سال ۲۰۲۲ که به مطالعه در شهر دهلی هند پرداخته بودند، کاهش را نشان دادند. نکته جالب‌توجه این است که در برخی پژوهش‌ها مانند پژوهش آل وی و همکاران در سال ۲۰۲۲ که تغییر غلظت آلاینده‌ها در چین را موردبررسی قرار داده بودند مشخص شد که غلظت آلاینده $PM_{2.5}$ در شهر ووهان، حدود ۴۴ درصد و در شهر پکن ۱۴ درصد کاهش یافته است. مشاهده می‌شود که کاهش صورت گرفته در این آلاینده در شهر ووهان، تقریباً بیش از ۳ برابر شهر پکن می‌باشد. در پژوهش گالتییری و همکارانش که در کشور ایتالیا و در سال ۲۰۲۰ انجام شد نیز این موضوع مشهود است به گونه‌ای که آلاینده $PM_{2.5}$ در شهر پالرمو حدود ۳۲ درصد کاهش یافته است، درحالی‌که همین آلاینده در شهر ناپولی حدود ۷ درصد افزایش را نشان می‌دهد؛ بنابراین می‌توان گفت که ممکن است شرایط جغرافیایی و آب و هوایی، جهت وزش باد، ارتفاع شهر از سطح دریا، میزان بارش و عوامل دیگر نیز در غلظت آلاینده‌ها نقش داشته باشد که این موضوع پژوهش جداگانه‌ای نیاز دارد.

با رشد روزافزون غلظت آلاینده‌های هوا، توجه مدیران و دولت‌مردان به مؤلفه‌های زیست‌محیطی و عوامل انسانی مرتبط به‌منظور مدیریت بحران بیش‌ازپیش شده است. به این منظور تأثیر محدودیت‌های ترافیکی بر آلاینده‌های هوا بررسی می‌شود. قابل‌توجه است که اعمال محدودیت‌های ترافیکی در زمان کووید-۱۹، بیشتر و دقیق‌تر بود. کووید-۱۹ در سال ۲۰۱۹، توسط یک ویروس کرونای جدید تحت عنوان کووید-۱۹ ایجاد شده است. این بیماری در تمامی کشورهای همه قاره‌ها شیوع پیدا نمود و یک بحران جهانی را رقم زد که توسط سازمان بهداشت جهانی[1] به‌عنوان یک بیماری همه‌گیر اعلام شد. ازاین‌رو، مدیریت این بحران در جهت کاهش غلظت آلاینده‌ها در سراسر جهان موردتوجه قرار گرفت. در ایران از بهمن‌ماه ۱۳۹۸، شیوع این بیماری اتفاق افتاد به گونه‌ای که نه‌تنها در ایران بلکه در تمامی کشورهای دنیا منجر به مرگ‌ومیر زیادی تا

1. World Health Organization (WHO)

زمان کنترل آن شد. این پژوهش مدلی از تغییرات غلظت آلاینده‌ها با توجه به محدودیت‌های ترافیکی اعمال شده در دوره همه‌گیری کووید-۱۹ در هشت کلان‌شهر ایران مبتنی بر روش‌های شاخص‌های آماری توصیفی و یادگیری ماشین را جهت بهبود عملکرد مدیریت بحران در همه‌گیری جدید و یا شرایط مشابه ارائه می‌کند. به‌منظور تجزیه‌وتحلیل تأثیر محدودیت‌های ترافیکی بر تغییرات غلظت آلاینده‌ها، ابتدا پاک‌سازی و پیش‌پردازش داده‌ها انجام شد. برای پیش‌بینی میزان غلظت آلاینده‌ها، ابتدا با روش انتخاب ویژگی مبتنی بر بهینه‌سازی ازدحام ذرات، ویژگی‌هایی از آلاینده‌ها به‌عنوان شاخص‌های اصلی شناسایی شدند که عبارتند از: CO، O_3، NO_2، $PM_{2.5}$، PM_{10} و AQI و سپس آزمایش‌هایی با استفاده از پنج روش یادگیری ماشین تحت عنوان درخت تصمیم، جنگل تصادفی، ماشین بردار پشتیبان، شبکه بیزین و شبکه عصبی پرسپترون برای دسته‌بندی شاخص کیفیت هوا به شش کلاس و نظارت بر تأثیر آلاینده‌های مختلف هوا در طول قرنطینه کووید-۱۹ مورد استفاده و مقایسه قرار گرفت. با استفاده از درخت تصمیم و جنگل تصادفی، قوانین مرتبط با غلظت آلاینده‌های هوا و محدودیت‌های ترافیکی تولید شدند. در بین مدل‌های ارائه شده، درخت تصمیم و جنگل تصادفی در تمامی معیارها از نظر صحت و فراخوانی، بیشترین مقادیر را نسبت به سایر روش‌ها داشتند؛ بنابراین از مدل درخت تصمیم و مدل جنگل تصادفی می‌توان برای پیش‌بینی کیفیت هوا در آینده استفاده نمود.

در پاسخ به سؤال اول پژوهش می‌توان گفت که در بررسی میزان غلظت آلاینده‌ها در دوران کووید-۱۹ نسبت به دوران قبل از آن برای کلان‌شهرهای ایران، در شهر اراک آلاینده O_3 تغییر محسوسی نداشته و آلاینده‌های CO و SO_2 کاهش و آلاینده‌های NO، NO_2، NO_x، PM_{10}، $PM_{2.5}$ و AQI افزایش یافته‌اند. در شهر اصفهان برای آلاینده‌های SO_2 و PM_{10} مقداری ثبت نشده است، آلاینده CO تغییر محسوسی نداشته و مابقی آلاینده‌ها یعنی O_3، NO، NO_2، NO_x، $PM_{2.5}$ و AQI افزایش را نشان داده‌اند. در شهر اهواز برای آلاینده‌های NO، NO_2 و NO_x مقداری ثبت نشده است، آلاینده O_3 تغییر محسوسی نداشته و آلاینده‌های SO_2 و $PM_{2.5}$ کاهش و آلاینده‌های CO ، PM_{10} و AQI افزایش یافته‌اند. در شهر تبریز آلاینده‌های CO و SO_2 تغییر محسوسی نداشته‌اند، آلاینده‌های O_3 و PM_{10} افزایش و آلاینده‌های NO، NO_2، NO_x، $PM_{2.5}$ و AQI کاهش داشته‌اند. در شهر تهران، آلاینده‌های CO، O_3، NO_2، $PM_{2.5}$ و AQI افزایش و در

مقابل، آلاینده‌های NO، NO_x ، SO_2 و PM_{10}، کاهش یافته‌اند. در شهر شیراز آلاینده SO_2، PM_{10} و AQI افزایش و سایر آلاینده‌ها کاهش داشته‌اند. در شهر کرج میزان سه آلاینده CO، O_3 و SO_2 روند کاهشی داشته و آلاینده‌های NO، NO_2، NO_x، PM_{10}، $PM_{2.5}$ و AQI افزایش یافته‌اند. در شهر مشهد آلاینده‌های CO، O_3 و SO_2 افزایش و آلاینده‌های NO، NO_2، NO_x،، PM_{10}، $PM_{2.5}$ و AQI کاهش داشته‌اند. در پاسخ به سؤال دوم پژوهش نیز باید گفت که تغییر غلظت پارامترها در شهرهای مختلف متفاوت می‌باشد و نمی‌توان یک الگوی یکسان برای کل شهرها در نظر گرفت و لازم است که هر شهر الگوی خاص خود را داشته باشد؛ بنابراین پژوهش‌هایی که یک یا چند شهر یک کشور و یا جهان را موردمطالعه قرار داده و نتایج آن را به کل کشور و یا جهان تعمیم می‌دهند ممکن است دارای خطا بوده و نتوانند در تصمیم‌گیری‌های آتی، چندان قابل‌اطمینان باشند. نکته مهم و قابل‌تأمل، وجود فقط یک ایستگاه ثبت غلظت آلاینده در کلان‌شهرهای اهواز و اصفهان می‌باشد که لازم است در این خصوص تجدیدنظر صورت پذیرد و نکته دیگر اینکه، در شهر اهواز، ۳۸ درصد و در شهر اصفهان، ۲۵ درصد آلاینده‌ها در همان یک ایستگاه نیز ثبت نشده است، بنابراین همین موضوع ممکن است پیش‌بینی‌ها و همچنین ارائه و اجرای برنامه راهبردی برای شرایط مشابه را با خطا مواجه کند.

با بررسی غلظت آلاینده‌ها به تفکیک شهرها مشخص شد که غلظت آلاینده‌ها در دوران کووید-۱۹ نسبت به قبل از آن، در بعضی از شهرها افزایشی و در بعضی از شهرها کاهشی می‌باشد. به‌طورکلی می‌توان گفت که اعمال محدودیت‌های ترافیکی در دوره همه‌گیری، تأثیر قابل‌توجه و محسوسی در کاهش غلظت آلاینده‌های هوا نداشته است به گونه‌ای که شاخص کیفیت هوا که سازمان حفاظت محیط‌زیست کشور، سطح اهمیت بهداشتی را با آن موردسنجش قرار می‌دهد، در اکثر کلان‌شهرها نه‌تنها کاهش نداشته بلکه افزایش یافته است. البته این موضوع می‌تواند دلایل مختلفی داشته باشد که از آن جمله می‌توان به تردد با وسیله نقلیه شخصی به جای استفاده از وسایل نقلیه عمومی در اثر ترس و نگرانی از ابتلا به بیماری اشاره کرد. دلیل دیگر آن برداشته شدن برخی از محدودیت‌های ترافیکی و طرح‌های ترافیک به دلیل فراهم نمودن امکان استفاده از وسایل نقلیه شخصی توسط افراد در راستای رعایت فاصله‌گذاری اجتماعی می‌باشد. یکی از دلایل مهم دیگر که جای تأمل داشته و می‌تواند در پژوهش‌ها آتی نیز موردتوجه قرار گیرد، تأثیر سایر عوامل ایجاد آلودگی هوا شامل

صنایع، کارخانجات، پالایشگاه‌ها، نیروگاه‌ها، وارونگی دما، مصارف خانگی و موارد مشابه می‌باشد. در شهرهای شیراز، مشهد و تبریز وضعیت آلودگی هوا در دوره همه‌گیری کووید-۱۹ نسبت به دوره قبل از آن کمی بهتر از سایر شهرها می‌باشد به گونه‌ای که در دوره همه‌گیری و با اعمال محدودیت‌ها ترافیکی و قرنطینه، غلظت اکثر آلاینده‌ها کاهش یافته‌اند.

در کارهای آینده تصمیم بر آن شد که نتایج شاخص‌های کیفیت هوا در زمان کووید-۱۹ براساس روش‌هایی مانند اینترنت اشیاء موردبررسی قرار گیرد. همچنین شاخص‌های کیفیت هوا قبل و بعد از کووید-۱۹ براساس روش‌های تصمیم‌گیری چندمتغیره ارزیابی و مقایسه شود. نهایتاً سند راهبردی در راستای محدودیت‌های ارائه شده در زمان همه‌گیری یا شرایط مشابه جهت وضع قوانین ترافیکی جدید برای کاهش آلودگی هوا ارائه گردد.

References

Alava. J. J., & Singh. G. G. (2022). Changing air pollution and CO2 emissions during the COVID-19 pandemic: Lesson learned and future equity concerns of post-COVID recovery. *Environmental Science & Policy*, *130*, 1-8. https://doi.org/10.1016/j.envsci.2022.01.006

Bellaachia, A., & Guven, E. (2006). Predicting Breast Cancer Survivability Using Data Mining Techniques. *Age*, *58*(13), 10-1103.

Berry, M. J. A., & Linoff, G. (2000). *Mastering Data Mining: The Art and Science of Customer Relationship Management*. New York: John Wiley & Sons Inc.

Berson, A., & Thearling, K. (1999). *Building data mining applications for CRM*. New York: McGraw-Hill, Inc.

Clark, H., & Gruending, A. (2020). Invest in health and uphold rights to "build back better" after COVID-19. *Sexual and Reproductive Health Matters*, *28*(2), 1781583. http://doi.org/10.1080/26410397.2020.1781583

Forbes. (2020). Traffic Congestion Costs U.S. Cities Billions Of Dollars Every Year. 2020, from https://www.forbes.com/sites/niallmccarthy/2020/03/10/traffic-congestion-costs-us-cities-billions-of-dollars-every-year-infographic/%2320eda7cb4ff8

González-Pardo, J., Ceballos-Santos, S., Manzanas, R., Santibáñez, M., & Fernández-Olmo, I. (2022). Estimating changes in air pollutant levels due to COVID-19 lockdown measures based on a business-as-usual prediction scenario using data mining models: A case-study for urban traffic sites in Spain. *Science of the Total Environment*, *823*, 153786. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2022.153786

Gualtieri, G., Brilli, L., Carotenuto, F., Vagnoli, C., Zaldei, A., & Gioli, B. (2020). Quantifying road traffic impact on air quality in urban areas: a COVID19-induced lockdown analysis in Italy. *Environmentall Pollution*, *267*, 115682. https://doi.org/10.1016/j.envpol.2020.115682

Hay, N., Onwuzurike, O., Roy, S. P., McNamara, P., McNamara, M. L., & McDonald, W. (2023). Impact of traffic on air pollution in a mid-sized urban city during COVID-19 lockdowns. *Air Quality, Atmosphere & Health*, *16*(6), 1141-1152. https://doi.org/10.1016/j.envpol.2020.115682

Haykin, S. (1998). *Neural networks: a comprehensive foundation*. New Jersey: Prentice Hall PTR.

Ho, S. L., Yang, S., Ni, G., Lo, E. W., & Wong, H. C. C. (2005). A particle swarm optimization-based method for multiobjective design optimizations. *IEEE transactions on magnetics*, *41*(5), 1756-1759. https://doi.org/10.1109/TMAG.2005.846033

Hsu, C. W. (2003). A Practical Guide to Support Vector Classification. *Department of Computer Science, National Taiwan University*.

Huangfu, P., & Atkinson, R. (2020). Long-term exposure to NO2 and O3 and all-cause and respiratory mortality: A systematic review and meta-analysis. *Environment international*, *144*, 105998. https://doi.org/10.1016/j.envint.2020.105998

Hudda, N., Simon, M. C., Patton, A. P., & Durant, J. L. (2020). Reductions in traffic-related black carbon and ultrafine particle number concentrations in an urban neighborhood during the COVID-19 pandemic. *Science of the Total Environment*, *742*, 140931. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.140931

Jia, C., Fu, X., Bartelli, D., & Smith, L. (2020). Insignificant impact of the “Stay-At-Home” order on ambient air quality in the Memphis metropolitan area, USA. *Atmosphere*, *11*(6), 630. https://doi.org/10.3390/atmos11060630

Kantardzic, M. (2003). Data Mining: Concepts, models, methods, and algorithms. *Technometrics*, *45*(3), 277.

Larose, D. T. (2005). *Discovering knowledge in data: an introduction to data mining*. New York: John Wiley & Sons Inc.

Lee, D., Robertson, C., McRae, C., & Baker, J. (2022). Quantifying the impact of air pollution on Covid-19 hospitalisation and death rates in Scotland. *Spatial and Spatio-temporal Epidemiology*, *42*, 100523. https://doi.org/10.1016/j.sste.2022.100523

Lin, G. Y., Chen, W. Y., Chieh, S. H., & Yang, Y. T. (2022). Chang impact analysis of level 3 COVID-19 alert on air pollution indicators using artificial neural network. *Ecological Informatics*, *69*, 101674. https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2022.101674

Liu, J., Lipsitt, J., Jerrett, M., & Zhu, Y. (2020). Decreases in near-road NO and NO2 concentrations during the COVID-19 pandemic in California. *Environmental Science & Technology Letters*, *8*(2), 161-167. https://doi.org/10.1021/acs.estlett.0c00815

Lv, Y., Tian, H., Luo, L., Liu, S., Bai, X., Zhao, H., ... & Yang, J. (2022). Meteorology-normalized variations of air quality during the COVID-19 lockdown in three Chinese megacities. *Atmospheric Pollution Research*, *13*(6), 101452. https://doi.org/10.1016/j.apr.2022.101452

Munnoli, P. M., Nabapure, S., & Yeshavanth, G. (2020). Post-COVID-19 precautions based on lessons learned from past pandemics: a review. *Journal of Public Health*, 1–9. https://doi.org/10.1007/s10389-020-01371-3

Patan, K. (2019). *Neural Networks*. Pp. 9-58. In: Patan, K. (eds). Neural Networks Robust and Fault-Tolerant Control Neural-Network-Based Solutions. Springer- Cham, Switzerland.

Paul, A., Mukherjee, D. P., Das, P., Gangopadhyay, A., Chintha, A. R., & Kundu, S. (2018). Improved random forest for classification. *IEEE Transactions on Image Processing*, *27*(8), 4012-4024. https://doi.org/10.1109/TIP.2018.2834830

Saharan, U. S., Kumar, R., Tripathy, P., Sateesh, M., Garg, J., Sharma, S. K., & Mandal, T. K. (2022). Drivers of air pollution variability during second wave of COVID-19 in Delhi, India. *Urban Climate*, *41*, 101059. https://doi.org/10.1016/j.uclim.2021.101059

Sanchez-Lorenzo, A., Vaquero-Martínez, J., Calbó, J., Wild, M., Santurtún, A., Lopez-Bustins, J. A., ... & Antón, M. (2021). Did anomalous atmospheric circulation favor the spread of COVID-19 in Europe?. *Environmental research*, *194*, 110626. https://doi.org/10.1016/j.envres.2020.110626

Shangguan, Z., Wang, M. Y., & Sun, W. (2020). What caused the outbreak of COVID-19 in China: From the perspective of crisis management. *International journal of environmental research and public health*, *17*(9), 3279. https://doi.org/10.3390/ijerph17093279

Shen, L., Ochoa, J. J., & Bao, H. (2023). Strategies for Sustainable Urban Development-Addressing the Challenges of the 21st Century. *Buildings*, *13*(4), 847. https://doi.org/10.3390/buildings13040847

Ticehurst, J. L., Letcher, R. A., & Rissik, D. (2008). Integration modelling and decision support: A case study of the Coastal Lake Assessment and Management (CLAM) Tool. *Mathematics and Computers in Simulation*, *78*(2-3), 435-449. https://doi.org/10.1016/j.matcom.2008.01.024

Uday, U., Bethineedi, L. D., Hasanain, M., Ghazi, B. K., Nadeem, A., Patel, P., & Khalid, Z. (2022). Effect of COVID-19 on air pollution related illnesses in India. *Annals of medicine and surgery*, *78*, 103871. https://doi.org/10.1016/j.amsu.2022.103871

Wang, S., Ma, Y., Wang, Z., Wang, L., Chi, X., Ding, A., ... & Zhang, Y. (2021). Mobile monitoring of urban air quality at high spatial resolution by low-cost sensors: impacts of COVID-19 pandemic lockdown. *Atmospheric Chemistry and Physics*, *21*(9), 7199-7215. https://doi.org/10.5194/acp-21-7199-2021

Wen, C., Akram, R., Irfan, M., Iqbal, W., Dagar, V., Acevedo-Duqued, Á., & Saydaliev, H. B. (2022). The asymmetric nexus between air pollution and COVID-19: evidence from a non-linear panel autoregressive distributed lag model. *Environmental research*, *209*, 112848. https://doi.org/10.1016/j.envres.2022.112848

Wijnands, J. S., Nice, K. A., Seneviratne, S., Thompson, J., & Stevenson, M. (2022). The impact of the COVID-19 pandemic on air pollution: A global assessment using machine learning techniques. *Atmospheric Pollution Research*, *13*(6), 101438. https://doi.org/10.1016/j.apr.2022.101438

Xiang, J., Austin, E., Gould, T., Larson, T., Shirai, J., Liu, Y., ... & Seto, E. (2020). Impacts of the COVID-19 responses on traffic-related air pollution in a Northwestern US city. *Science of the Total Environment*, *747*, 141325. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.141325

Zeng, J., & Wang, C. (2022). Temporal characteristics and spatial heterogeneity of air quality changes due to the COVID-19 lockdown in China. *Resources, Conservation and Recycling*, *181*, 106223. https://doi.org/10.1016/j.resconrec.2022.106223